基于深度学习与语义挖掘的技术创新组合识别与追踪*

■ 周潇[1] 许银彪[1] 史益[2]

[1] 西安电子科技大学经济与管理学院 西安 710126 [2]西安石油大学计算机学院 西安 710065

摘 要：[目的/意义]随着战略型新兴技术产业的迅猛发展，如何识别具有潜在协同效应的技术创新组合、厘清组合中核心的创新关系，是有效规划产业发展路线、提升产业竞争优势的重要前提。[方法/过程]在技术组合进化理论的指导下，结合深度学习、SAO 语义挖掘和 CFDP 算法，提出一种基于专利数据的技术创新组合与演化关系的识别方案。该研究方案共分为 3 个步骤：首先基于关键词与专利分类号构建领域检索策略，并实现对获取数据的清洗和分词。随后，通过 Word2Vec 构建领域技术主题的词向量语义网络，并利用 CFDP 算法识别出潜在创新要素及组合方式。最后，深入挖掘各组合中核心的 SAO 结构，通过 LSTM 深度学习算法对其演化关系进行分类，挖掘技术的核心创新方式，进而有效甄别领域潜在的技术机会。[结果/结论]以语音识别领域为例，通过对该领域 DII 专利文本数据的深入挖掘，识别并追踪 5 个潜在的技术创新组合及核心创新方式。研究发现，当前我国语音识别领域在智能芯片设计、语音识别算法、新场景和应用等方面有较大的创新潜力。

关键词：技术创新组合识别 深度学习 SAO 法 语义挖掘 专利分析

分类号：G305

DOI：10.13266/j.issn.0252-3116.2022.10.003

1 引言

随着全球科技创新进入空前密集活跃的时期，新一轮科技革命和产业变革正在重构全球创新版图、重塑全球经济结构。我国要想实现高水平的科技自立自强，需要加快提高创新能力和创新水平。2020 年 9 月，习近平总书记在科学家座谈会上深刻阐明了在当今充满挑战的世界形势下加快科技创新发展的重大战略意义。尤其是在一些关键核心的新兴技术领域，我国要想构筑高端引领的先发优势，就要把握创新的源头和方向，集中资源和力量，力求实现突破与创新。然而，由于新兴技术更迭速度快，新的技术和应用不断涌现[1]。在这种背景下，“如何准确定位技术的创新方向”“如何规划技术的创新方式”是当前政府及产业界面临的两大科学难题。而对该类科学问题的解决对缩短技术创新周期、提升产业竞争优势有重要意义。

针对这些问题，学术界已对其解决方案进行了初步探索，尝试利用文献计量及文本挖掘等定量化分析方法识别潜在的技术创新机会，并形成了一些有价值的研究成果。然而当前研究大多只关注结果，即仅识别出未来有价值的技术创新方向，缺乏对技术创新原理及机制的深入探索，因而无法回答“技术将以何种方式进行有效创新”这一焦点问题。同时这一弊端也将导致无法追踪技术创新过程，继而无法帮助产业有效调整技术创新方向。

近年来，部分学者围绕“演化创新”这一动态发展观展开创新主题的识别研究。其中，技术思想家布莱恩·阿瑟提出的技术组合演化理论是典型的代表。他提出“任何技术都衍生于以往技术集合”以及“技术从自身创生了自身”这一“自创生”观点，并系统阐述了技术的模块化思想以及其中的组合演化关系。由此说明，技术间的组合演化是实现技术创新的一种重要方式。在此基础上，随着深度学习技术的发展，从海量的科技数据中挖掘隐含的技术演化关系成为可能。

当前人工智能是新一代信息技术的发展前沿与研发重点，在新一轮国际竞争中处于首要地位[2]。我国高度重视人工智能产业的创新发展，在“十四五”规划中将人工智能界定为未来 10 年最优先发展的产业。

* 本文系国家自然科学基金青年基金项目“基于多数据源融合的新兴技术创新路径识别与动态选择研究”(项目编号:71704139)和陕西省自然科学基金青年基金项目“面向企业需求的新兴技术创新组合识别与传递系统的构建研究”(项目编号:2019JQ-661)研究成果之一。

作者简介：周潇，副教授，博士，E-mail：belinda1214@126；许银彪，硕士研究生；史益，助教，硕士。

收稿日期：2021-11-21 修回日期：2022-03-29 本文起止页码：33-44 本文责任编辑：徐健

其中，语音识别是人工智能领域中的核心研发方向，是近年来产业界关注的焦点。然而，由于该领域的多学科交叉属性，涉及的子技术、子应用繁多，如何从不断涌现的新技术、新应用中甄别出有基础、有潜力的发展方向，成为国家和产业层面重点关注的问题。在这一背景下，笔者在深入挖掘技术进化机制的基础上，系统剖析语音识别领域技术模块组合方式及演化特征。并在此基础上，基于深度学习、SAO 语义挖掘等方法构建技术创新组合识别模型，实现对该领域技术创新主题及创新方式的有效探索，为推动我国语音识别技术的研发、培育提供有效支撑。

2 研究综述

2.1 技术创新主题识别的核心理论与方法

随着学界对新兴技术的概念特征、发展规律、识别及评价方法的不断深入研究，针对新兴技术创新主题识别研究逐渐形成了两大研究视角：基于计量学的识别视角及基于演化理论的识别视角[3]。其中，基于文献计量的研究视角是当前的主流研究方向，该类研究主要从科技文献中展示的成果数量、研发主体的相关关系等方面挖掘技术发展的宏观规律，从而探索潜在的技术主题与发展机会。杜建等[4]采用论文共被引和专利耦合来识别临床医学领域的前沿技术；J. Liu 等[5]利用文献计量及主题分析法来识别基因编辑领域的新兴技术主题。但由于该类研究没有考虑到技术发展的内生效应，很难解释受内部创新、外部融合以及其他社会因素综合影响而产生的技术创新方式。而演化视角则是从技术进化的角度出发，考虑到随时间变化技术主题间的融合、演化、再生等关系。尤其是在引入技术形态分析、SAO 语义挖掘等基于关系的分析方法后，该研究视角可直观地发现新兴技术自下而上的动态形成过程，弥补了计量视角对于创新要素及创新规律解释不足的缺陷。W. Schoenmakers 等[6]通过分析不同类型的颠覆性技术，尝试从融合视角探索成熟技术与多学科知识在技术演进过程中产生的交叉创新；M. Karvonen 等[7]通过构建引文关联网络对技术的融合、汇聚特征进行判别，实现对初始阶段技术融合方式的有效预测。

本研究关注技术的组合创新机理，因此，本部分将重点对基于组合演化理论的技术创新主题识别研究的相关成果进行有效综述。

2.2 基于组合演化理论的技术创新主题识别研究

最早出现的关于组合演化理论的研究可追溯至 1912 年约瑟夫·熊彼特提出的“组合驱动创新”理论。该理论提出将关于生产要素和生产条件从未有过的新组合引入至生产体系中，结果中发生的任何变化都可被认为是源于生产方式的新组合[8]。随后，美国天体物理学家弗里茨·兹威基在 20 世纪 40 年代进一步提出了“形态分析理论”。该理论强调技术领域（系统）可被拆分为若干个功能部分，通过组合各部分的技术手段（形态），可解决复杂的科学问题。2011 年美国学者布莱恩·阿瑟在《技术的本质》一书中提出，“创新中少部分是原发性、根本性的，有相当大的部分是通过领域内、外技术的移植、融合产生的组合创新”[9]。国内也有学者对组合创新的本质进行了论述。孙冰从“技术创新动力机制”这一方向提出创新要素间的自组织能有效描述系统内构成要素间的复杂创新关系[10]；迟学芹等[11]认为所谓组合创新法是研究人员将两个或两个以上的独立技术原理通过巧妙的结合或重组，从而获得一个具有完整统一功能的新发明；吴红等[12]提出技术在发展过程中，已有的旧技术之间、新技术之间或者新旧技术之间都有可能产生联结（组合），进而形成新的科技创新。而技术正是在“组合－累积－再组合－再累积”这一循环过程中实现缓慢进化。综上所述，技术创新离不开技术要素的融合与重组。通过对技术创新机制和组合方式的有效探索，可更好地识别出有价值的技术机会。

当前关于技术组合识别的研究主要基于网络分析和聚类分析等方法，如周丽英等[13]通过构建专利合作研发网络，根据技术的领域相关性来寻找专利技术组合；张振刚等[14]将技术分解为知识元素之间的组合，通过复用现有知识组合和探索新的知识组合两种方式挖掘出具有潜力的技术组合；王贤文等[15]采用 Girvan-Newman 算法进行技术共类网络的聚类分析，结合社会网络分析和信息可视化技术，探索关键技术领域及技术网络结构，并在此基础上进一步识别相关技术的组合模式。笔者所在研究团队[16]也曾尝试对技术领域进行子系统划分，并在此基础上融合网络分析和文本挖掘等方法，实现对领域技术的重组与潜力评估。上述几种方法考虑到了领域的技术属性，在识别潜在的技术组合上效果显著。但仍然未能对技术间的创新关联进行系统探索，因此无法对潜在的技术创新方式进行规划。近年来，部分学者尝试从语义角度出发，利用 SAO 法（Subject-Action-Object）深入探索技术主题之间的演化、构成关系，从而识别有潜在关联的技术创新组合。李欣等[17]对专利中核心 SAO 语义结构进行分析，

揭示技术主题之间的关联关系,从而提出有效识别技术创新领域的方法体系;苗红等[18]创新性地提出以功能为导向的技术融合分析框架,在综合利用 SAO 与"技术－关系－技术"(Technology-Relationship-Technology,TRT)结构关系的基础上,分析和预测在同一功能簇中的技术融合总趋势,为技术创新组合的识别研究提供了新思路。

综上所述,当前学界已对如何识别技术创新组合、理清其进化关系进行了初步探索,并取得了一些有价值的研究成果。然而既有研究仍存在两大问题:①多利用显性关系(如技术点间共线关系)来界定技术组合的关联要素,缺乏对技术要素间如"功能相似性"或"应用相似性"引发的潜在关联的深入探索;②缺乏对海量文本中技术要素间复杂关系的智能挖掘,因而无法有效甄别技术间核心的创新方式。

随着深度学习算法的兴起,与之结合的 SAO 法,可深入探索海量非结构化文本中蕴含的复杂演化关系,因而在大规模数据处理、深度语义挖掘等方面有巨大的潜力[19,20]。基于此,笔者在系统剖析技术组成原理的基础上,融合深度学习、SAO 语义分析等方法,探索技术创新组合的识别方案,并对其技术创新关系进行深入挖掘。

3 研究方法

本研究致力于探索两大科学问题的解决方案:①"如何准确定位技术的创新方向",即识别技术创新组合是什么;②"如何有效规划技术的创新方式",即各创新要素应如何关联,从而实现技术创新。因此,研究共分成两大阶段。研究框架如图 1 所示:

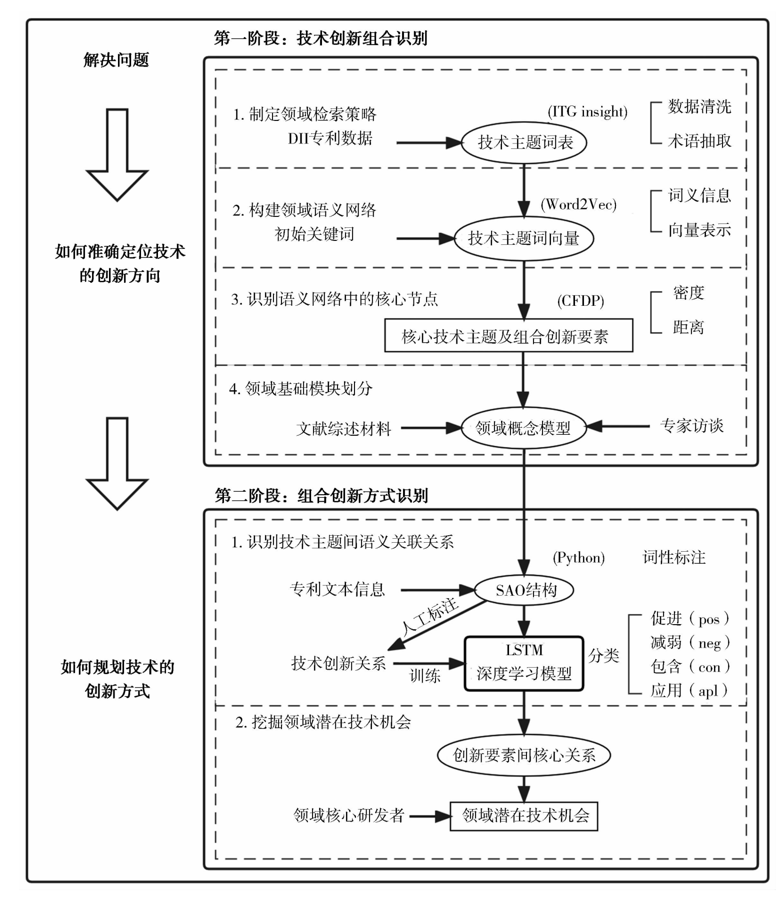


图 1 研究框架

3.1 技术创新组合识别

如何基于海量专利数据识别"技术将在何处创新"是本研究关注的第一个问题。前期调研中发现,单独的技术主题因不能有效反映领域创新要素及创新方式,对商业决策的支撑度有限。因而如何基于技术创新的基本规律,探索具有潜在协同效应的技术创新组合是本研究关注的重要问题。基于这一研究需求,本部分尝试基于词向量方法构建能反映技术间潜在关联的上下文语义网络。与传统基于词语共现关系构建的网络不同,该网络中节点位置体现了这些技术点之间

"潜在"的研究关联,即技术点拥有相似的功能或应用方式,有组合实现某一创新进程(应用)的潜力。为了实现这一思路,将从以下 4 个步骤展开研究:

第一,制定领域检索策略,获取领域专利数据。随后,利用 ITG insight 的文本分词、清洗及合并等功能,完成对领域主题词的初步筛选[21-22]。

第二,以初始关键词为输入,基于 Word2vec 模型构建领域语义网络。其中,Word2vec[23] 是用来计算单词词向量的神经网络概率语言模型,能够充分挖掘文本的上下文语义信息。

第三,基于 CFDP 算法,从节点密度与距离这两个指标出发,识别语义网络中的核心节点[24]。需要重点说明的是,核心节点应满足两个特征:①周围节点密度低于该节点;②周围节点距离该节点相较于其他节点更近。

对于局部密度的计算,笔者采用 Cut-off kernal 方法,如公式(1)所示:

$$\rho_i = \sum_{j \in I_s \setminus \{i\}} \chi(d_{ij} - d_c) \qquad \text{公式(1)}$$

其中,$\chi(x)$ 表示节点间的距离 d_{ij} 是否大于等于提前设定的截断距离 d_c,若大于等于则取 0,小于则取 1,如公式(2)所示:

$$\chi(d_{ij} - d_c) = \chi(x)\begin{cases}1, & x<0 \\ 0, & x \geqslant 0\end{cases} \qquad \text{公式(2)}$$

节点间距离 δ_i 的计算,则分两种情况:①对于非局部密度最大点 i,其距离计算可分为两步,一是找到所有局部密度比 i 点高的点,二是在这些点中找到距离 i 点最近的点 j,i 和 j 的距离就是 δ_i 的值。②对于局部密度最大点,δ_i 则是该点和所有其他点距离的最大值,如公式(3)所示:

$$\delta_i = \min_{j:\rho_j} > \rho_i(d_{ij}) \qquad \text{公式(3)}$$

基于公式 1 - 公式 3,筛选出密度及距离均显著大于其他点的节点作为核心节点,并按照距离筛选出与该节点有紧密关联的若干节点,作为潜在的组合创新要素。

第四,在文献学习与专家意见的指导下构建领域概念模型,并通过概念模型中技术模块的分类、组成关系,对各组合中的创新要素进行归类。

3.2 组合创新方式识别

本研究的第二个研究问题是"技术将以何种方式进行有效创新"。为了解决这一问题,在识别各组合创新要素的基础上,本研究进一步探索创新要素间的组合进化规律,从而有效规划技术创新方式。三元组提取法(SAO)能够展现技术点间的语义关联,是技术演化关系识别中最具代表性的一种方法。在 SAO 结构中 S 指主语,O 指宾语,均代表技术主题;A 指动词,反映技术进化方式。从前期研究中可以发现,与深度学习相结合的 SAO 方法可以深度挖掘海量文本中的语义信息,是探索技术主题创新方式的重要方法。因此,在这一阶段,本研究构建基于 SAO 法与深度学习相结合的组合创新方式识别方案。

由于 SAO 结构中技术进化关系主要由谓语动词 A 来表征,本研究对其进化关系的识别,即转化为对其谓语动词 A 的分类。笔者基于长短期记忆神经网络(Long Short-Term Memory,LSTM)这一深度学习算法来识别 SAO 结构中的技术进化关系。LSTM 是一种基于循环神经网络(Recurrent Neural Networks,RNN)的深度学习算法,其在 RNN 的基础上增加了有记忆功能的"门"来控制神经元中信息的出入,对累积学习随时间变化的短文本中的语义关系、进而进行文本分类有较好效果[25]。因而,笔者拟采用 LSTM 算法,对海量 SAO 结构中的创新关系进行挖掘。具体步骤如下:

第一,使用 TextBlob 包对专利文本进行分句处理,并以上阶段获取的核心创新要素作为构成 S 和 O 的核心语料,随后借助正则表达的基本语法提取专利文本中同时包含 S 和 O 的短句。

第二,通过词性标注的方式,识别句子中 S 和 O 之间的动词 a_i 构成动词列表 $A = [a_1, a_2, \cdots, a_n]$。

第三,句子化简。将提取出的 S、A、O 按照在句中出现的顺序,拼接为精简的 SAO 结构。重复以上三步,完成对所有句子的化简。

第四,将具有相同 S 和 O 的 SAO 结构分为一组,继而对同一组 SAO 中 A 所代表的技术进化关系进行学习与分类。通过领域调研与专家访谈,笔者将领域核心的创新关系分为促进、减少、包含和应用 4 类,每种关系的含义和解释如表 1 所示:

表 1　创新关系分类及含义

关系	标签	含义
促进	pos	某技术能提升、增进另一技术(或属性)
减弱	neg	某技术能削弱、抑制某项性能(或属性)
包含	con	某一技术是另一技术的组成部分或关键组件
应用	apl	某一技术能应用到另一技术或领域

第五,随机抽取一定比例的 SAO 结构作为训练集,并在专家的帮助下,对其创新关系(A)进行人工分类(赋予标签)。需要说明的是,由于专利文本中的 SAO 结构,A 通常是客观描述某种进化方式的动词(如"促进""共同作用""包含"等),不具有强烈的情感倾

周潇，许银彪，史益．基于深度学习与语义挖掘的技术创新组合识别与追踪[J]．图书情报工作，2022，66(10)：33－44.

向，因此用无监督式的分类算法效果不佳。基于此，笔者采用有监督式的学习方式，提前对部分结构进行人工分类，实现对核心创新关系的有效学习。

第六，将上一步人工分类的数据作为 LSTM 模型的输入样本，经过向量转化、循环迭代后，利用逻辑回归得到类别分布向量，从而完成对分类模型的有效训练。

第七，将剩余未分类的 SAO 结构输入至训练好的模型中，最终得到所有 S 和 O 之间的关系分类。

为了系统展示本部分的研究逻辑，笔者用图 2 对这一流程进行详细的表述：

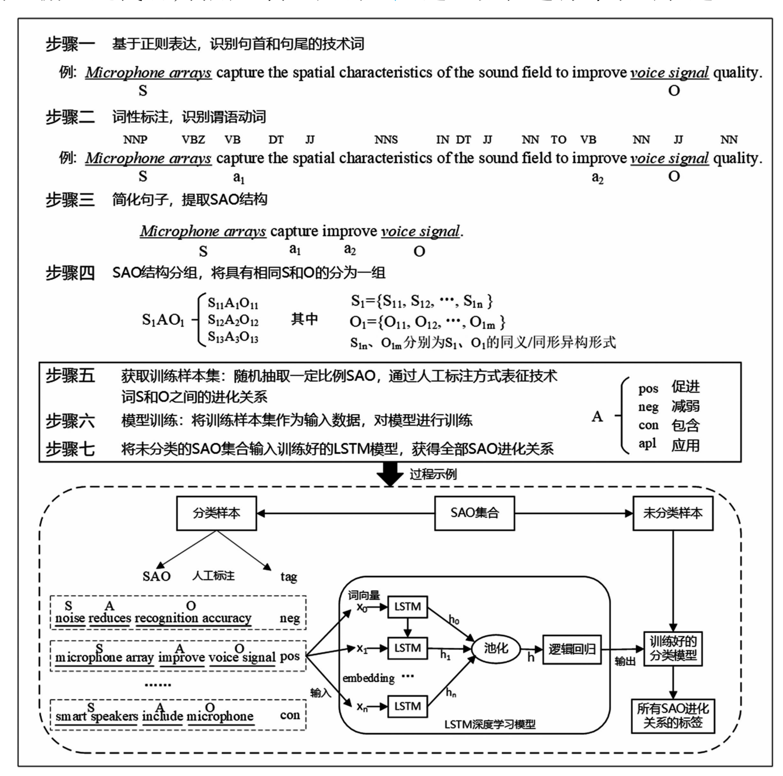


图 2　SAO 结构提取及核心演化关系识别流程示意

4　案例研究

语音识别是人工智能领域的重要发展方向，在经历井喷式发展之后，增速逐渐放缓，市场迫切需要寻找新的切入点进行产业创新。在此背景下，笔者以语音识别领域为研究对象，探索该领域潜在的技术创新方式，并以此检验本研究方案的可行性。

4.1　领域数据获取及清洗

为全面追踪领域的研发进展，挖掘潜在的技术组合。笔者在信息检索理论的指导下，从“关键词”及“专利分类”两个视角综合制定领域检索策略。基于关键词的搜索方案能较全面地获取领域整体数据，而在此基础上基于专利分类的二次检索，则能有效“修饰”数据集合，保证检索数据的准确性。在这一构建思路的指导下，结合文献调研结果，笔者构建了领域检索式（如表 2 所示），并获取了本领域 2011－2021 年的 8 818条 DII 同族专利数据。

表 2　检索策略

字段	编号	检索式	时间范围/年	检出结果/条
主题词	#1	TI＝(speech-recogni＊ OR "speech recogni＊" OR (speech NEAR/1 recogni＊) OR ASR) OR AB＝(speech-recogni＊ OR "speech recogni＊" OR (speech NEAR/1 recogni＊) OR ASR)	2011－2021	8 818
特温特手工代码	#2	MAN＝(T01-J18 OR T01-C08A OR W01-C01Q4 OR W01-C01B5B OR W01-C01Q8C OR W02-G02A5C OR W02-K06 OR W03-A02C5L OR W04-V01 OR W04-V04 OR W04-V05 OR W04-V09 OR X22-L OR W03-A18A6 OR W03-B08C3 OR W03-B08C8)		
IPC 分类号	#3	IP＝(G10L-015/00 OR G10L-015/01 OR G10L-015/02 OR G10L-015/04 OR G10L-015/06 OR G10L-015/08 OR G10L-015/20 OR G10L-015/22 OR G10L-015/24 OR G10L-015/26 OR G10L-015/28)		
		最终检索式：#1 and #2 and #3		

在获取初始检索结果的基础上,笔者利用 ITGinsight 软件和 Python 对数据进行清洗与合并:①通过 ITGinsight 软件对专利数据进行分词;②通过建立词表对停用词和共性词进行过滤;③通过 ITGinsight 软件中的 C-value 术语提取算法和机器自动分组功能,对语义进行模糊匹配,从而合并同形异构词;④在领域专家的参与下,以术语度大于 15、词频大于 10 作为筛选依据,对领域核心关键词进行初步筛选;⑤语义合并。对 "intelligent furniture" "intelligent household appliance" "smart home device" 等机器无法自动合并的同义词术语,则基于专家智慧建立合并规则,并通过 Python 进行自动合并。经过一系列的清洗步骤,最终得到 1 053 个领域核心主题。具体的分词及清洗流程如表 3 所示:

表 3 技术词清洗步骤

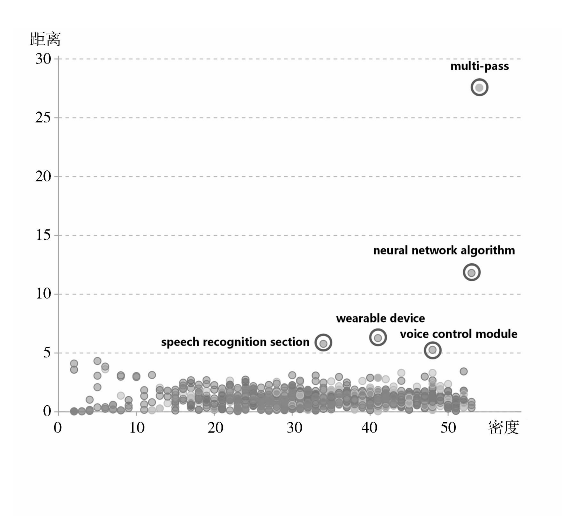
步骤	清洗方案	词数量/个
1	利用 NLP 模块进行领域分词	16 774
2	建立词表去除停用词、科技文献中的共性词,如" research method"	12 548
3	通过 ITGinsight 软件集成的机器分组功能进行语义模糊匹配,合并具有相同词干的词汇,如" search query" 和" search queries" " speech recognition" 和" speech-recognition"	8 231
4	选取词频大于 10、术语度大于 15 的词	4 137
5	基于专家智慧整合同义词,如" intelligent furniture" " intelligent household appliance" " smart home device"	1 053

4.2 语音识别领域技术创新组合识别

为建立技术主题之间的语义关联网络,笔者将上阶段清洗过的领域文本数据作为语料输入,利用 gensim 包中的 Word2Vec 模型进行训练,将筛选出的 1 053 个关键词组转化为包含上下文信息的词向量。需要说明的是,由于 Word2Vec 默认生成的词向量以单个词为单位,无法处理由两个或两个以上单词构成的词组。本研究将术语组(词组)作为一个整体进行向量转化,该种转化方式保留了词组的语义信息,更有利于建立有语义关联的技术网络。

在构建基于词组向量的基础语义网络之后,笔者利用 CFDP 法探索核心技术主题及关联的技术创新要素。图 3(左图)展示了 1 053 个核心技术点的密度和距离分布。其中,横坐标代表密度,纵坐标代表距离,位于左图右上角部分的节点表示该类节点中心性高且距其他中心节点的距离大。深入分析发现,"可穿戴设备"(wearable device)、"神经网络算法"(neural network algorithm)、"语音控制模块"(voice control module)、"语音识别环节"(speech recognition section)、"多通道"(multi-pass)、"语音识别准确率"(speech recognition accurate)6 个节点在语音识别领域处于核心地位。其中,"语音识别环节"与"语音识别准确率"关联度较大,笔者将其归并成一个核心节点。

在此基础上,笔者进一步根据距离这一指标筛选核心节点周围具有组合潜力的技术要素。其中,距离核心节点越近的点,越有可能与其形成具有潜在创新价值的技术组合。在专家的辅助下,共筛选出 115 个技术点,并基于其距离、密度关系,形成"语音控制技术""语音识别模型算法""智能语音产品及应用""语音识别技术新场景""语音识别技术性能"5 个潜在的技术创新组合,如图 3 中的右图所示:



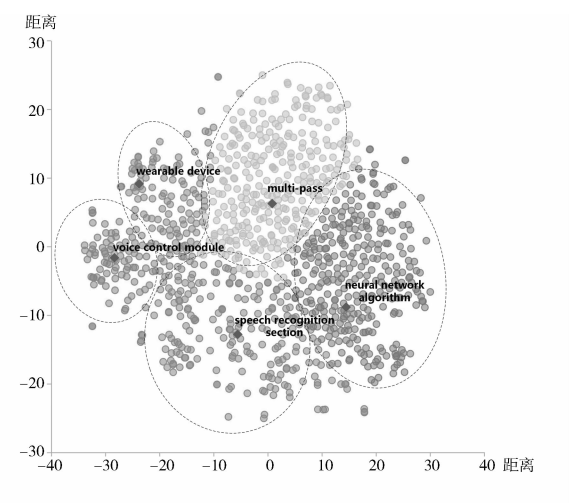


图 3 技术创新要素及创新组合分组示意

为了深入挖掘各技术组合中要素间的创新演化关系,本研究需在充分理解领域技术构成方式的基础上,对领域的基础模块进行划分。

通过文献阅读与专家访谈,笔者将该领域划分为5个子模块,并依据模块间的构成、依赖关系,构建领域概念模型,见图4。在该领域中,5个子模块分别为:支撑平台与技术、算法与模型、技术性能、产品与应用以及市场需求等。其中,"算法与模型"子模块是语音识别领域的核心,新的产品和应用依赖于算法的突破,同时新产品又满足特定的市场需求。在所有子模块中,"支撑平台与技术"是基础,保障行业技术创新与产品更新。

基于此,笔者进一步将各组合中的技术要素进行分组(子模块划分)。该分组方式可有效帮助利益相关者从技术组成的角度理解领域技术演化方式及创新机理。表4系统展示了各组合中技术要素的分组情况。

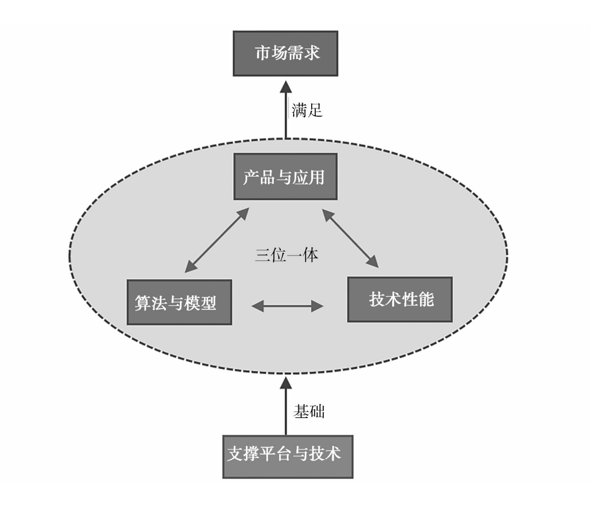


图4 语音识别技术领域概念模型

表4 组合创新要素及隶属关系

聚类	隶属子模块	创新要素
聚类1:语音识别模型算法	算法与模型(A-1)	language model, acoustic model, large vocabulary continuous speech recognition (lvcsr), n-best lists, deep learning neural network, natural language understanding
	市场需求(A-2)	speech sample, noise, word lattice, context information, hot word, prosody, key phrase, speech enhancement, speech emotion recognition, dialect, mandarin, time code, real-time voice
聚类2:智能语音芯片技术	支撑平台与技术(B-1)	storage unit, Field Programmable Gate Array(FPGA), voice identification module, loudspeaker, remote controller, Digital Signal Processing (dsp), bluetooth module, zigbee, antenna, MCU, SOC
	产品与应用(B-2)	lamp, lock, door, wheelchair
聚类3:智能语音产品及应用	支撑平台与技术(C-1)	artificial intelligence, IOT, Voice over Internet Protocol(VOIP), language system, digital network
	产品与应用(C-2)	mobile phone, camera, bluetooth headset, air conditioner, refrigerator, autonomous vehicle, hearing aid, healthcare, television, digital assistant, GPS, self-service, smart speaker, head-mounted device(HMD)
聚类4:语音识别需求与场景	算法与模型(D-1)	real-time speech recognition, robust automatic speech recognition, voice control method, context awareness, complex linear projection
	市场需求(D-2)	multi modal application, speech to text conversion, simultaneous interpretation, multiple device, multi-language, multi-person, voice wake up, user feedback
聚类5:语音识别技术性能	技术性能(E-1)	response time, bandwidth, portability, speech recognition error, speech recognition effect, speech recognition rate, speech recognition precision, robustness
	市场需求(E-2)	anti-noise, noise reduction, noise suppression, operation instruction, control command

4.3 组合创新方式及技术机会探索

以上阶段获取的技术组合为研究对象,本部分借助SAO理论,挖掘各技术组合中创新要素间的技术演化关系。本研究关注两种创新机制:一种是组内创新要素间的演化创新;另一种为组间通过技术融合、应用转移带来的融合创新。以上阶段获取的115个创新要素(短语)为输入,利用正则表达规则从原始文本中抽取包含两个创新要素的短句。如句子"Microphone arrays capture the spatial characteristics of the sound field to improve voice signal quality."中S为"Microphone arrays",O为"voice signal"。同时,调用nltk包中的词性标注方法,识别短文本中的动词,从而将短文本化简成仅包含两个创新要素(名词)及创新关系(动词)的SAO结构,如上例最终被简化为"Microphone arrays capture improve voice signal"。通过这一步处理,共获取14 548个SAO结构。

基于领域调研和专家讨论,笔者认为在语音识别这一领域,产业界最为关注的创新关系有4种:技术演化升级(提升关系)、技术融合(包含关系)、负效应消除(减弱关系)以及产品应用(应用关系)。由于涉及的SAO结构数据多,笔者借助深度挖掘算法,对115个核心技术创新要素间的创新关系进行探索。为了保证SAO关系识别的精准性,本研究随机选取3 000条SAO结构进行人工标注,并以此作为分类算法的测试

集和训练集。随后，基于人工标注过的数据训练 LSTM 模型，通过调整模型参数来提高模型预测的准确率，模型最终的分类正确率达到 85%。

需要说明的是，为了验证 LSTM 在短文本分类性能上的优越性，本研究基于相同的测试数据，对其他 4 种常用分类算法（朴素贝叶斯、逻辑回归分类器、支持向量机、随机森林）的分类准确性进行了测算，结果如表 5 所示：

表 5　常用的 4 种分类算法的分类准确性测算

实验次数/准确率	朴素贝叶斯/%	逻辑回归分类器/%	支持向量机/%	随机森林/%	LSTM/%
第 1 次	65	72	75	70	86
第 2 次	64	73	73	73	85
第 3 次	67	74	71	69	83
第 4 次	63	70	72	70	87
第 5 次	66	75	75	70	82
平均值	65	72.8	73.2	70.4	85

从表 5 中数据可知，相较于其他机器学习算法，LSTM 算法在对 SAO 演化关系的分类精度上提高了 10% －20%[19]。最后，笔者用训练好的模型对剩余的 SAO 结构进行分类。表 6 展示了部分分类结果：

表 6　SAO 核心演化关系识别结果（部分）

S	O	核心关系	数量
multi directional microphone array	microphone unit	提升	63
guide voice	voice command	提升	38
voice command	mobile phone	应用	38
digital assistant	mobile device	应用	26
noisy environment	accuracy	减弱	18
noisy	speech recognition precision	减弱	24
corpora	speech recognition model	包含	44
main controller	wireless communication module	包含	22

对 115 个技术要素间的创新关系进行可视化展示，结果如图 5 所示：

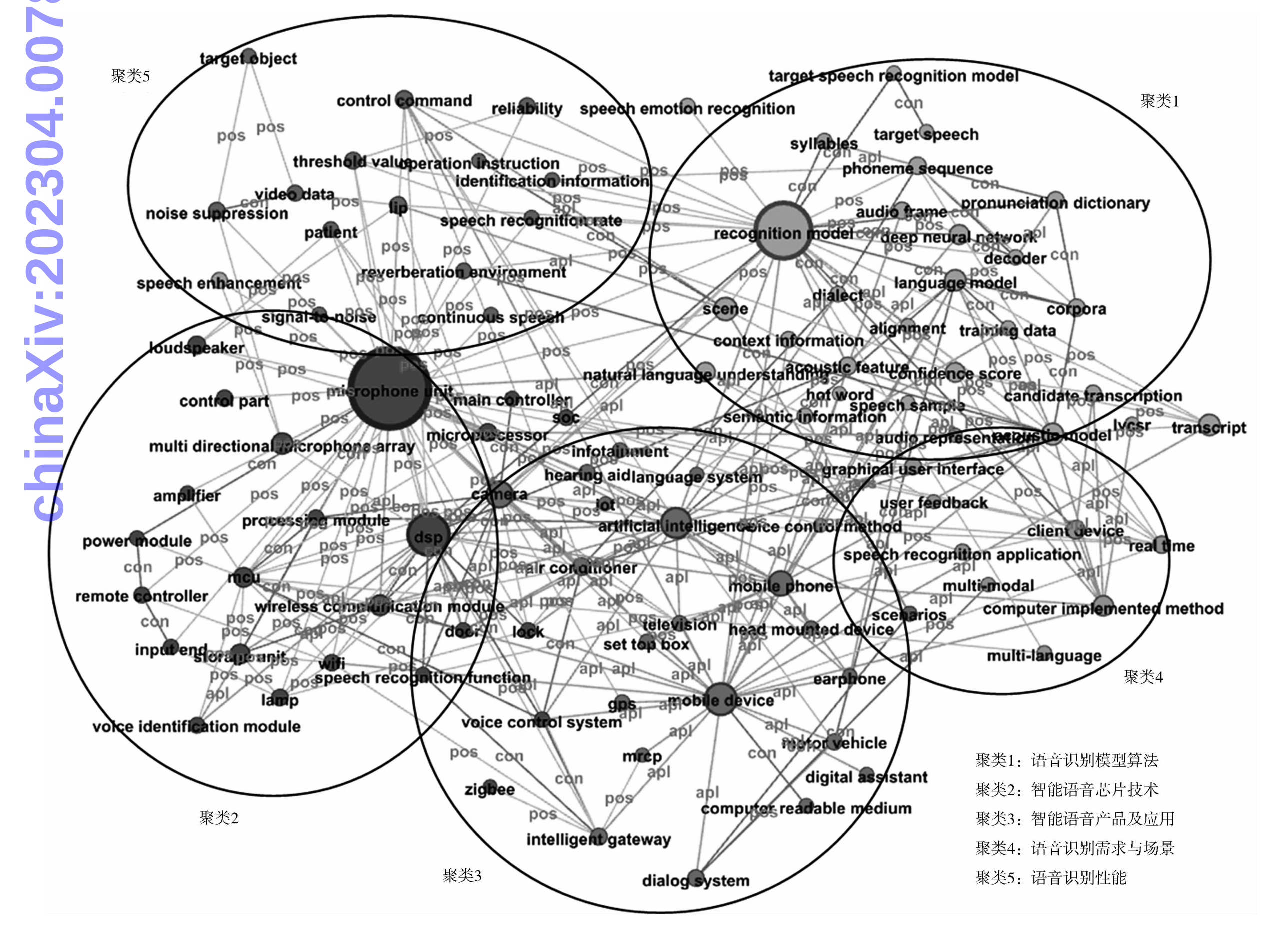


图 5　技术组合关系

图 5 中不同聚类的技术节点代表其隶属于不同的技术组合，节点间连线的粗细代表关联节点间演化关系的强弱。从图 5 中可以看出，语音识别领域的主题关联度高。这种关联度不仅体现在组内关联上，组间也存在显著联系。为了深度挖掘组内创新及组间进化方式，结合表 4 中的技术分组，笔者对核心的技术创新关系进行深入探索。

聚类 1 代表“语音识别模型算法”，相关技术可分

为两个子领域：(A-1)为算法模型，(A-2)为行业需求及应用。对该组合的 SAO 结构深入挖掘后发现："语音识别模型"是该组合中最基础、最核心的技术，与其相关的 SAO 关系占该组合所有关系的 65%，"语言模型""声学模型""发音字典"是其主要组成部分，直接决定了语音识别的识别效果。据调查，随着语音识别模型性能上的突破，智能语音技术进入落地期，国内语音识别头部企业科大讯飞、搜狗、依图科技等均对语音识别算法模型进行深入探索，在国际赛事中获得亮眼成绩[26]。在行业需求及应用子领域，"神经网络算法'促进'语音搜索"(SAO 结构出现 45 次)，这表明神经网络算法可以提升语音搜索的效果。值得关注的是，人工智能算法、语音交互和语音控制技术是近年来该领域的关注焦点[27]。

笔者重点关注这一技术组合中的核心技术传递者：谷歌(352 项专利)和百度(160 项专利)。通过分析与之相关的 SAO 结构后发现，两家企业在该领域的专利布局十分相似。谷歌在整体专利数量和综合技术实力等方面处于优势地位。然而在深度学习算法领域，百度的专利数量基本与谷歌持平，并在中文语音识别和方言识别等方面领先。深入调研后发现，百度通过与中国科学院声学研究所合作、聘任人工智能领域专家吴恩达作为企业的首席科学家，以此来缩小与谷歌在该领域的差距[28]。但在多语言识别、语音搜索、语音输入法等领域谷歌依然领先于百度。值得注意的是，国内另一家在该领域研发多年的企业科大讯飞也具有类似的专利技术结构。探索百度与科大讯飞的联合发展模式，将会有效提升我国在该领域的国际优势地位。如图 6 所示：

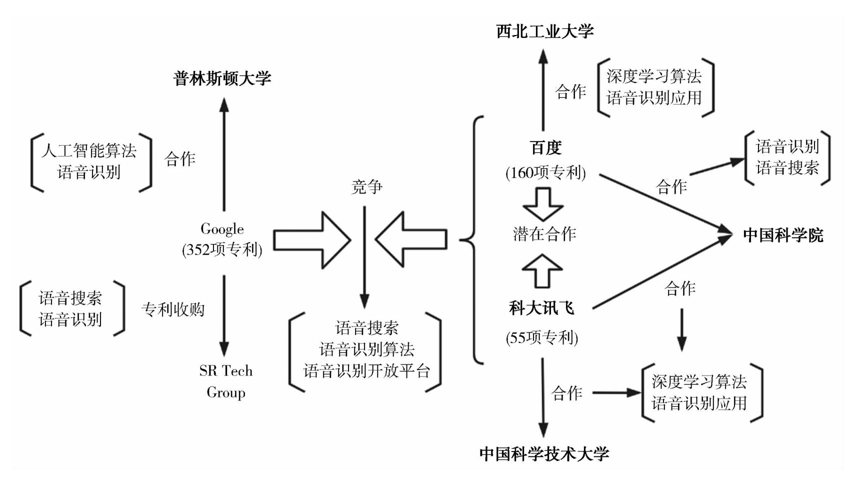


图 6　聚类 1 中技术传递系统示意

聚类 2 中技术组合代表"智能语音芯片技术"，相关创新要素隶属于软硬件支撑(B-1)及产品与应用(B-2)这两个子模块。通过 SAO 语义挖掘可知，本组合中最重要的两组 SAO 关系为：①"麦克风阵列'促进'麦克风模块"，该演化关系共出现 37 次，这表明采用麦克风阵列技术可以有效提高麦克风模块对语音信号的采集能力，有利于提升语音识别精度；②"MCU'替代'FPGA，应用于语音控制模块"(出现 18 次)，体现了语音识别芯片的升级，为新的场景和应用提供了可能。其中硬件 FPGA 具有可编程、可重构、并行计算等优点，提升了语音控制设备的电路性能、设计的灵活性与效率，目前已经成为语音识别系统硬件加速的重要平台[29]。而另一硬件 MCU 虽性能不如 FPGA，但其较低的功耗和较小的尺寸非常适合小型嵌入式语音识别设备，在(B-2)智能灯、智能门锁以及智能可穿戴设备中有着较为成熟的应用。经调查，2019－2020 年在全球范围内投资金额增长最为迅速的人工智能子领域是"语音识别"和"人机对话"。其中，为语音识别等特定任务设计的专用芯片获得国际市场的大量融资[30]。这一趋势也从一定程度上验证了本研究结论的准确性。

值得关注的是，在这一组合中，智能语音芯片、集成语音控制技术是近年来领域关注的焦点。在本组合涉及的 1 522 项专利中，Nvidia、Intel、Altera、寒武纪、华为、浪潮等公司拥有最多的领域专利。深入挖掘发现，Nvidia 牢牢把握着传统 GPU 硬件加速技术的话语权，而 Intel 通过收购 FPGA 领域的巨头 Altera 公司，希望通过探索 "CPU＋FPGA" 的技术方案来实现转型。面对 Nvidia 和 Intel 在语音芯片领域构筑的专利壁垒，国内智能芯片厂商寒武纪选择避开 CPU、GPU 等较为成

熟的技术路线，利用自身的优势分别与华为、海思、浪潮和中科院展开合作，在 MCU、专用集成芯片（ASIC）等领域寻求技术突围[31]。可以预见，在该技术领域，传统硬件厂商与新入局厂商之间的竞争将不可避免。如图 7 所示：

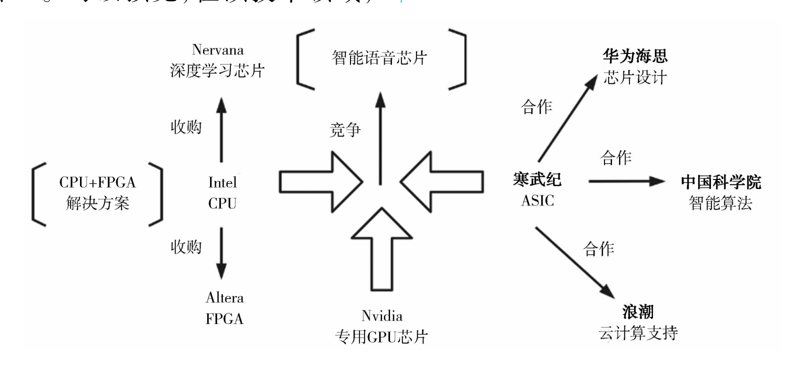


图 7　聚类 2 中技术传递系统示意

聚类 3 中技术组合代表“智能语音产品及应用”，相关的技术隶属两个子模块。（C-1）是语音识别技术的软硬件基础，其中人工智能、物联网等技术的发展，极大地推动了语音识别技术在智能家居设备、智能可穿戴设备、导航设备、自助服务终端（kiosk）等产品（C-2）中的应用。深入挖掘发现，本组与聚类 2（语音控制技术）和聚类 4（语音识别技术新场景）中技术要素间的交叉融合关系非常显著。

比如，聚类 2 中（B-2）语音控制系统的发展，改变了人机交互的方式，使语音识别产品成为了控制智能空调、电视等智能家居设备的重要入口。而数字助理、智能语音交互等功能也在手机、相机、可穿戴设备等移动终端设备（C-2）上有了很多商业转化。而图 5 中聚类 4“语音识别需求与场景”中“数字助理‘应用于’终端设备”这一演化关系出现次数最多，这表明用户通过语音与终端设备交互的场景越来越普遍，语音识别技术的发展为满足新的场景需求和交互体验带来无限可能。除此之外，“多模态”“多设备”“多语言”“多目标”“实时”和“反馈”等行业需求在该技术组合中出现频次较高，与聚类 2“智能语音产品及应用”（C-2）存在紧密关联，由此可以预见，实时语音识别、多模态语音识别等技术将催生更多应用语音识别技术的智能产品，来满足复杂场景下的多样化需求。针对当前市场上最为火热的语音识别与交互应用技术，2021 年 5 月中国电器科学研究院联合美的等家电龙头企业共同编制的国家标准计划《智能语音控制器通用安全技术要求》获准立项，该标准为语音控制器相关行业的健康发展提供保障[32]。

聚类 5 技术组合代表“语音识别性能”。该技术组合包含（E-1）性能指标和（E-2）行业需求两个子领域。通过对文本的语义挖掘可知，本组合中出现次数较多的 SAO 结构为：“降噪技术‘提升’语音识别精度”，该演化关系共出现 24 次。说明在复杂场景下，通过在语音信号的采集和处理阶段应用降噪技术，可以降低背景噪声对语音质量的影响，从而提升语音识别准确率[33]。

除此之外，图 5 中聚类 5 与聚类 2 的组间关联也十分显著。智能芯片提升了语音信号的处理速率，算法模型为语音识别的精度提供保障。随着语音识别技术向更多行业渗透，医疗、交通等复杂场景也对语音识别技术的各方面性能提出了更高的要求，鲁棒性语音识别、远场语音识别、混响环境下语音识别等技术极具发展潜力。近年来国家重大研发计划、省重点研发项目等发展计划均为相关企业的研究立项给予经费支持，如思必驰信息科技有限公司开展“医疗场景语音识别”研究，科大讯飞开展“基于庭上多人多方言语音识别和司法审判信息资源库的庭审虚拟助手技术”研究，四川大学视觉合成图形图像技术国家重点实验室与四川川大智胜软件股份有限公司联合开展“复杂环境下空管语音识别与语义理解引擎关键技术及应用”研究[34]。

通过对语音识别领域组内创新及组间创新关系的深入挖掘，一些有意义的现象值得关注，具体如下：

（1）语音识别领域在算法和模型领域竞争较为激烈，厂商间专利合作较少，国内企业虽在中文语音识别等部分领域取得领先，但整体技术实力依然落后于国外。

（2）在语音识别软硬件和产品应用领域，语音识别服务商与芯片企业和传统制造行业合作紧密，“云端芯”一体化的模式成为发展趋势，语音识别技术的应用

领域也越来越广泛。

(3)国内语音识别技术厂商在技术研发阶段应开展合作创新以突破国外的技术封锁和市场垄断;在技术应用阶段应当加强与传统制造行业的合作,共同开发面向新场景、新需求的智能语音识别产品和应用。

5 结语

笔者提出了一种基于专利数据的技术创新组合识别与追踪方法,并以语音识别领域为例,对此方法的有效性进行了验证。此方法通过 Word2Vec 算法构建领域语义网络,并利用 CFDP 算法得到具有潜在关联的技术组合。同时,本研究基于 SAO 法来识别技术主题之间的关系,并通过训练 LSTM 深度学习模型实现对海量 SAO 结构的精准分类,实现了对创新要素间组合进化规律的探索,预测了潜在的技术机会。基于这一研究方案,笔者对语音识别领域开展案例研究,验证了本研究方法在技术创新组合与创新方式识别上的有效性。同时,也为语音识别领域的未来研发及政策制定提供有力支撑。

本研究也存在一定局限性,仅从技术驱动的层次对创新组合进行识别和追踪,尚未从多因素驱动角度对识别模型进行完善。同时,本研究仅选取专利数据进行分析,维度较为单一,后续将会从期刊数据、政策文件、社交媒体等多渠道数据进行拓展与挖掘。

参考文献:

[1] 李晓曼,张学福,宋红燕,等. 专利文献技术要素识别方法研究——以纳米肥料领域为例[J]. 图书情报工作,2020,64(6):59－68.

[2] 袁野,吴超楠,李秋莹. 人工智能产业核心技术的国际竞争态势分析[J]. 中国电子科学研究院学报,2020,15(11):1128－1138.

[3] 卢小宾,杨冠灿,徐硕,等. 计量与演化视角下的新兴技术识别研究进展评述[J]. 情报学报,2020,39(6):651－661.

[4] 杜建,孙轶楠,李永洁,等. 从科学－技术交叉处识别创新前沿:方法与实证[J]. 情报理论与实践,2019,42(1):94－99.

[5] LIU J, WEI J, LIU Y. Technology forecasting based on topic analysis and social network analysis: a case study focusing on gene editing patents[J]. Journal of scientific and industrial research, 2021, 80(5): 428－437.

[6] SCHOENMAKERS W, DUYSTERS G. The technological origins of radical inventions[J]. Research policy, 2010, 39(8): 1051－1059.

[7] KARVONEN M, KASSI T. Patent citations as a tool for analysing the early stages of convergence[J]. Technological forecasting and social change, 2013, 80(6): 1094－1107.

[8] SCHUMPETER J, BACKHAUS U. The theory of economic development[M]. Boston: Springer, 2003.

[9] ARTHUR W B. The nature of technology: what it is and how it evolves[M]. New York: Simon and Schuster, 2009.

[10] 孙冰. 技术创新动因研究综述[J]. 华东经济管理,2010,24(4):143－147.

[11] 迟学芹,孙淑娴,魏雪艳,等. 技术组合创新与检验医学[J]. 工企医刊,2013(3):276.

[12] 吴红. 技术发明的组合模式探析——兼论大飞机 C919 属于中国创新[J]. 武汉科技大学学报(社会科学版),2018,20(4):456－460.

[13] 周丽英,冷伏海,左文革. 基于创新团队的专利组合识别方法研究[J]. 情报理论与实践,2016,39(11):116－120.

[14] 张振刚,罗泰晔. 基于知识组合理论的技术机会发现[J]. 科研管理,2020,41(8):220－228.

[15] 王贤文,徐申萌,彭恋,等. 基于专利共类分析的技术网络结构研究:1971－2010[J]. 情报学报,2013,32(2):198－205.

[16] ZHOU X, HUANG L, ZHANG Y, et al. A hybrid approach to detecting technological recombination based on text mining and patent network analysis[J]. Scientometrics,2019,121(2):699－737.

[17] 李欣,王静静,杨梓,等. 基于 SAO 结构语义分析的新兴技术识别研究[J]. 情报杂志,2016,35(3):80－84.

[18] 苗红,王艳,黄鲁成,等. 面向功能的技术融合趋势研究[J]. 情报杂志,2020, 39(5):51－58.

[19] MA T, ZHOU X, LIU J, et al. Combining topic modeling and SAO semantic analysis to identify technological opportunities of emerging technologies[J]. Technological forecasting and social change, 2021, 173: 121159.

[20] 黄璐,朱一鹤,张嶷. 基于加权网络链路预测的新兴技术主题识别研究[J]. 情报学报,2019,38(4):335－341.

[21] 刘玉琴,汪雪锋,雷孝平. 科研关系构建与可视化系统设计与实现[J]. 图书情报工作,2015,59(8):103－125.

[22] WANG X F, ZHANG S, LIU Y Q. ITGInsight-discovering and visualizing science, technology and innovation information for generating competitive technological intelligence[C]// Proceedings of the 1st workshop on AI + informetrics (AII2021) co-located with the iConference. Aachen: RWTH Aachen University, 2021: 202－219.

[23] MIKOLOV T, CHEN K, CORRADO G, et al. Efficient estimation of word representations in vector space[J]. ArXiv, 2013, abs/1301.3781.

[24] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6191):1492－1496.

[25] 李文慧,张英俊,潘理虎. 改进 biLSTM 网络的短文本分类方法[J]. 计算机工程与设计,2020,41(3):880－886.

[26] 上海艾瑞市场咨询有限公司. 凝望璀璨星河. 中国智能语音行业研究报告 2020 年[C]//艾瑞咨询系列研究报告(2020 年第 2 期). 上海:上海艾瑞市场咨询有限公司,2020:81－127.

[27] 英钊,买永锋,王艳敏. 智能家居语音控制系统发展展望[J]. 智

能建筑电气技术,2019,13(1):30 - 33.
[28] 李洋. 基于声音的电能表内异物检测技术研究[D]. 绵阳:西南科技大学,2019.
[29] 吴艳霞,梁楷,刘颖,等. 深度学习 FPGA 加速器的进展与趋势[J]. 计算机学报,2019,42(11):2461 - 2480.
[30] LAURIE A H. Artificial intelligence: background, selected issues, and policy considerations[R]. Washington: Congressional Research Service, 2021.
[31] 高冬梅. 寒武纪科技:中国"芯"希望? [EB/OL]. [2022 - 03 - 28]. https://tech. sina. com. cn/csj/2019-04-06/doc-ihvhiewr3525252. shtml.
[32] 国家标准化管理委员会. 全国标准信息公共服务平台[EB/OL]. [2022 - 03 - 28]. http://std. samr. gov. cn/gb/search/gbDetailed? id = A365251D80590BE5E05397BE0A0A45F8.
[33] 刘庆峰,高建清,万根顺. 语音识别技术研究进展与挑战[J]. 数据与计算发展前沿,2019,1(6):26 - 36.
[34] 中国科学技术信息研究所. 国家科技报告服务系统[EB/OL]. [2022 - 03 - 28]. https://www. nstrs. cn/index.

作者贡献说明:
周潇:提出论文思路,模型构建、论文撰写;
许银彪:数据分析、模型构建、论文撰写;
史益:模型构建、数据分析。

Identifing and Tracing Technological Innovation Combination Based on Deep Learning and Semantic Mining

Zhou Xiao[1] Xu Yinbiao[1] Shi Yi[2]
[1] School of Economics and Management, Xidian University, Xi'an 710126
[2] College of Computer Science, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065

Abstract: [**Purpose/Significance**] With the rapid development of strategic emerging technology industries, how to identify technological innovation combinations with potential synergistic effect and clarify the core innovation relationships in the combination is an important prerequisite for effectively planning industrial development routes and enhancing industrial competitive advantages. [**Method/Process**] Guided by the theory of technology portfolio evolution, this paper based on patent data and proposed a recognition scheme of technological innovation combinations and evolution relationships , which combined algorithms such as deep learning, SAO semantic mining and CFDP. The study protocol was divided into 3 steps: The first step was to design a domain search strategy based on keywords and patent classification numbers and completed the cleaning and word segmentation of the acquired data; Then the study got the word vector semantic network of the technical topics in the domain through Word2Vec, and used the CFDP algorithm to identify potential innovation elements and combination methods; Finally, it deeply explored the core SAO structures in each portfolio, classified their evolutionary relationships through the LSTM deep learning algorithm, and explored the core innovation approach of technology, so as to effectively discover the potential technology chance in the domain. [**Result/Conclusion**] Taking the field of speech recognition as an example, through in-depth mining of DII patent text data in this field, the study has identified and tracked five types of potential technological innovation combinations and core innovation methods. And the study finds that the current speech recognition field, which is in the smart chip design, speech recognition algorithms, new scenarios and applications, has great potential for technological innovation in China.

Keywords: technological innovation combination identification deep learning SAO semantic mining patent analysis